

НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТРЕБЛЕНИЯ ГАЗА В ЖИЛИЩНО-БЫТОВОМ СЕКТОРЕ

Введение

В настоящее время в Украине проблема газоснабжения городов стоит достаточно остро. Прогнозирование потребления газа является основой не только для планирования закупок природного газа у газотрейдеров, но, что не менее важно, для разработки мероприятий по управлению энергопотреблением в муниципальном хозяйстве, особенно в отопительный период.

Раньше задача прогнозирования газа в харьковском регионе решалась методом, предложенным в 1979 году инженером Харьковгоргаза Хандогой [1]. Основными исходными данными для расчетов по этой методике являются общий расход газа населением и коммунально-бытовыми потребителями (комбытом) и среднемесячная температура наружного воздуха. Применяя эту методику на современных данных, мы убедились в достаточно точном прогнозировании газопотребления, но только в периоды оттепелей, когда теплоснабжение является качественным. К сожалению, такие периоды составляют не более 10 % длительности отопительного сезона, и в остальные 90 % модель, построенная по [1], генерирует заниженный прогноз.

Известна также публикация [2] по прогнозированию почасового и суточного спроса на электроэнергию или газ, в которой прогнозирование потребления газа осуществляется путем обработки данных о предыстории потребления газа, а также о текущих и ожидаемых погодных условиях. Но эта модель дает большие погрешности при работе системы газоснабжения в условиях ограничения внешних поставок газа.

Ранее в [3] нами была предложена нейросетевая модель для краткосрочного прогнозирования связанного потребления тепловой и электрической энергии крупным жилым массивом города. В ходе численных экспериментов с моделью была выявлена закономерность: с усилением дефицита тепла в жилых помещениях потребление электроэнергии возрастает и, наоборот — с ослаблением дефицита тепла потребление электроэнергии сокращается и нормализуется.

Построение и анализ прогностических моделей

Анализ доступных архивов связанного потребления топливно-энергетических ресурсов в быту свидетельствует, что между электро- и газопотреблением существует корреляционная связь. Практически было установлено, что коэффициент корреляции между этими двумя процессами для разных лет составляет не менее 0,5. Эти наблюдения стали поводом для того, чтобы использовать опыт, накопленный при моделировании процессов связанного потребления тепловой и электрической энергии в быту, для моделирования связанного потребления тепловой энергии и варочного газа.

Таким образом, в качестве прототипа для нейросетевой модели потребления газа мы выбрали модель, описанную в [3], заменив, соответственно, в наборе входных параметров нормированное потребление электроэнергии в текущих сутках нормированным потреблением газа. Способ нормировки переменных описан также в [3].

Нейросетевая прогностическая модель потребления газа представляет собой предиктор, который по некоторому набору входных параметров предсказывает уровень потребления газа в жилищно-бытовом секторе на следующие ближайшие сутки. Для прогнозирования была выбрана трехслойная прямонаправленная сеть с линейными входными и выходными нейронами, а также нейронами скрытого слоя радиально-базисного типа.

$$\hat{G}_{k+1}^* = NN(d_{k+1}, \gamma_{k+1}, \underline{T}_{k+1}^*, \bar{T}_{k+1}^*, \underline{T}_k^*, \bar{T}_k^*, Q_{k+1}^*, G_k^*), \quad (1)$$

где $NN(\cdot)$ — преобразование, осуществляемое нейронной сетью; k — индекс текущего дня; d_{k+1} — фактор дня недели; γ_{k+1} — фактор типа дня; $\underline{T}_{k+1}^*, \bar{T}_{k+1}^*$ — нормированный прогноз минимальной и максимальной температуры в течение следующих суток; $\underline{T}_k^*, \bar{T}_k^*$ — нормированная минимальная и максимальная температура в течение текущих суток; Q_{k+1}^* — нормированный планируемый отпуск тепла от ТЭЦ на следующие сутки; G_k^* — нормированное потребление газа в течение текущих суток. Выражения для расчета параметров d и γ приведены в [3].

Тестирование модели (1) на архивных данных потребления показало, что она дает менее точный прогноз газопотребления населением, чем аналогичная модель для прогноза электропотребления в жилищно-бытовом секторе. То есть чисто формальная замена переменных оказалась не вполне эффективным приемом.

Известным способом по улучшению прогноза является увеличение предыстории. Но если включать в набор входных параметров очень большое количество переменных, это существенно усложняет модель, увеличивает время синтеза и не всегда приводит к улучшению результатов. Другой проблемой является отсутствие непрерывных архивных данных за большой отрезок времени. Поэтому мы постепенно увеличивали предысторию по некоторым переменным.

Было рассмотрено несколько вариантов моделей с разными наборами входных параметров. Во втором предложенном варианте модели к имеющемуся набору входных параметров была добавлена нормированная предыстория по газу G_{k-1}^* :

$$\hat{G}_{k+1}^* = NN(d_{k+1}, \gamma_{k+1}, \underline{T}_{k+1}^*, \bar{T}_{k+1}^*, \underline{T}_k^*, \bar{T}_k^*, Q_{k+1}^*, G_k^*, G_{k-1}^*). \quad (2)$$

Модель (2) стала лучше запоминать тренировочные данные, но несколько хуже предсказывать газопотребление на тестовых данных (см. таблицу). Матожидание и стандартное отклонение увеличились. На следующем этапе мы попробовали еще расширить набор входных параметров.

У третьей модели в набор входных параметров был включен Q_k^* — нормированный отпуск тепла в текущих сутках:

$$\hat{G}_{k+1}^* = NN(d_{k+1}, \gamma_{k+1}, \underline{T}_{k+1}^*, \bar{T}_{k+1}^*, \underline{T}_k^*, \bar{T}_k^*, Q_k^*, Q_{k+1}^*, G_k^*, G_{k-1}^*). \quad (3)$$

Это несколько увеличило точность прогноза, но не настолько, чтобы остановиться на достигнутом результате. Матожидание уменьшилось по сравнению с матожиданием модели (2), но немного увеличилось по сравнению с матожиданием модели (1). Стандартное отклонение стало меньше по сравнению с аналогичной величиной моделей (1) и (2) (см. таблицу).

Четвертая модель кроме выше перечисленных входных параметров содержала \underline{T}_{k-1}^* , \bar{T}_{k-1}^* — нормированную минимальную и максимальную температуры за прошедшие сутки:

$$\hat{G}_{k+1}^* = NN(d_{k+1}, \gamma_{k+1}, \underline{T}_{k-1}^*, \bar{T}_{k-1}^*, \underline{T}_k^*, \bar{T}_k^*, \underline{T}_{k+1}^*, \bar{T}_{k+1}^*, Q_k^*, Q_{k+1}^*, G_k^*, G_{k-1}^*). \quad (4)$$

Матожидание и стандартное отклонение ухудшились, но среднеквадратичная ошибка уменьшилась (см. таблицу).

И, наконец, в набор входных параметров пятой нейросетевой модели была включена нормированная предыстория по отпуску тепла за прошедшие сутки Q_{k-1}^* :

$$\hat{G}_{k+1}^* = NN(d_{k+1}, \gamma_{k+1}, \underline{T}_{k-1}^*, \bar{T}_{k-1}^*, \underline{T}_k^*, \bar{T}_k^*, \underline{T}_{k+1}^*, \bar{T}_{k+1}^*, Q_{k-1}^*, Q_k^*, Q_{k+1}^*, G_k^*, G_{k-1}^*). \quad (5)$$

По результатам, приведенным в таблице, пятая модель дала наилучший прогноз потребления газа в жилищно-бытовом секторе.

Синтез прогностических моделей проводился с помощью диплоидного генетического алгоритма по описанной в [4] методике построения нейроэмуляторов динамических объектов на базе РБФ-сетей. В качестве функционала качества использовалась среднеквадратичная ошибка прогнозирования E . Во всех моделях использовалось 10 нейронов скрытого слоя и 50 особей. Время синтеза прогностической модели (5) составило около 55 минут на компьютере класса Pentium-II (500 МГц), за это время с помощью программы Mendel* было рассчитано около 8000 эпох эволюции популяции из 50-ти диплоидных особей.

Таблица. Результаты анализа прогностических моделей с различными вариантами наборов входных параметров.

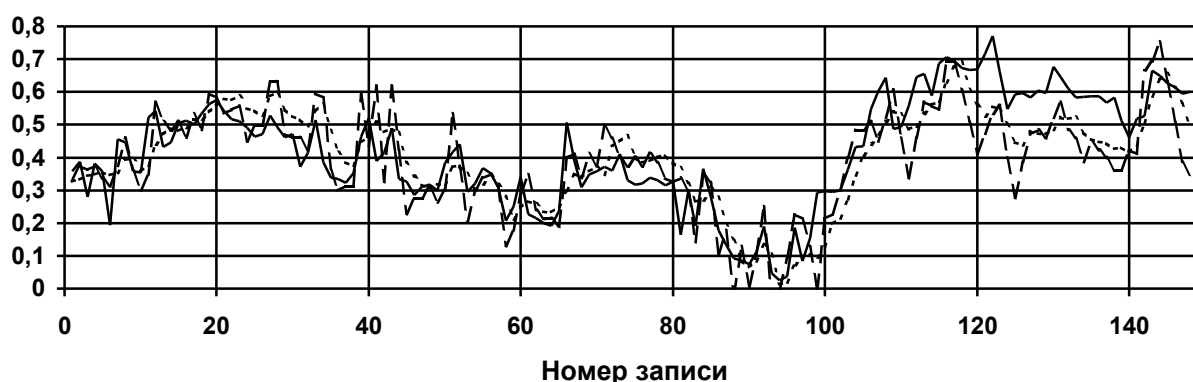
Модель	Функционал качества, E	Матожидание ошибки, M , в %	Стандартное отклонение ошибки, S , в %
1	0,048	-0,06	-0,18
2	0,0479	-0,16	-0,23
3	0,048	-0,07	-0,16
4	0,044	-0,09	-0,25
5	0,0487	-0,01	-0,15
по методу [1]	—	0,19	7,43

На рис. 1 представлены графики нормированного фактического и прогнозируемого суточного потребления газа бытовыми потребителями города Харькова. Рис. 1,а демонстрирует точность прогнозирования на тренировочных данных за 1996—1997 гг. с помощью модели (5), а рис. 1,б — точность одношагового прогнозирования для контрольной выборки данных за 1998 г. с помощью модели (5) и точность прогнозирования по методу Хандоги (кривая \hat{G}_h^*)

* Программа Mendel разрабатывается Группой исследования и разработки искусственных нейронных сетей и генетических алгоритмов ХГПУ. Mendel реализует описанную в [4] диплоидную версию генетического алгоритма и позволяет решать определяемые пользователем многомерные задачи глобальной оптимизации. Дополнительная информация, а также последняя версия Mendel свободно доступны для загрузки по адресу: <http://users.kpi.kharkov.ua/mahotilo>



а)



б)

Рис. 1. Нормированное фактическое и прогнозируемое суточное потребление газа.

а) тренировочные данные за 1996—1997 гг.; б) контрольная выборка за 1998 г.;

кривая «—» — G^* ; кривая «— — —» — \hat{G}^* ; кривая «- - -» — \hat{G}_h^*

Как видно на рисунке, модель (5) демонстрирует точность предсказания, сопоставимую с точностью традиционной модели, на всех архивных данных, а не только в отдельные периоды.

Заключение

В результате проведенных исследований установлено, что моделирование связанного потребления тепловой энергии и варочного газа в быту требует учета большего числа параметров, чем моделирование электропотребления. Спрос на варочный газ формируется под влиянием двухдневной предыстории наружной температуры, двухдневной предыстории потребления газа и двухдневной предыстории потребления тепловой энергии в жилищно-бытовом секторе. Понимание взаимосвязи, существующей между этими параметрами, позволит улучшить процесс планирования режимов работы городского кольца газоснабжения и объективизировать состояние спроса на варочный газ в жилищно-бытовом секторе.

Список литературы:

1. Дзенис С.К. Методические рекомендации по прогнозированию газопотребления населением и комбытом в зависимости от изменения температуры наружного воздуха. Х.: Производственное объединение газового хозяйства «Харьковгаз», 1980.—28 с.
2. Hamid Bacha, Walter Meyer. "A Neural Network Architecture for Load Forecasting". Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks. Baltimore, Maryland, June 7-11, 1992.— IEEE: 1992.— vol.II.- pp.442-447.
3. Нейросетевая модель связанного потребления тепловой и электрической энергии крупным жилым массивом города / Г.К. Вороновский и др. // Вестник ХГПУ, Серия «Электротехника, электроника и электропривод», Выпуск № 113.— Харьков 2000.
4. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Г.К. Вороновский и др. // Х.: ОСНОВА, 1997.— 112 с.